

Kontinuierliche Überwachung der LST mit eingebetteten Sensoren

Automatische Anomalie-Erkennung für die Leit- und Sicherungstechnik mit Verfahren der künstlichen Intelligenz: Aktuelle Forschungsschwerpunkte am Beispiel der Weiche

DANIELA NAREZO GUZMAN |
THORSTEN NEUMANN | JÖRN C. GROOS

Der unerwartete Ausfall eines Elements der Leit- und Sicherungstechnik (LST) wie z.B. einer hochfrequentierten Weiche führt in der Regel unmittelbar zu negativen Auswirkungen auf den Bahnbetrieb und damit auf die Attraktivität des Verkehrsträgers Bahn. Daher ist die kontinuierliche Überwachung bekannter „kritischer Anlagen“ der LST im laufenden Betrieb bereits heute Stand der Technik. So sind z.B. Messsysteme für die Erfassung der elektrischen Leistungsaufnahme von Weichenantrieben seit vielen Jahren am Markt verfügbar und bei einigen europäischen Eisenbahninfrastrukturbetreibern bereits flächendeckend im Einsatz bzw. werden gegenwärtig ausgerollt (z.B. [1]). Die kontinuierliche Zustandsüberwachung im laufenden Betrieb stellt dabei eine Grundvoraussetzung für das übergeordnete Ziel dar: die prädiktive Instandhaltung. Basierend auf dem aktuellen Zustand der Anlagen und Prognosen zur weiteren Entwicklung des Anlagenverhaltens sollen Instandhal-

tungsmaßnahmen frühzeitig geplant und zum ökonomisch optimalen Zeitpunkt durchgeführt werden [2].

Dadurch sollen auch unerwartete Ausfälle der Anlagen vermieden werden. In diesem Zusammenhang besteht hoher Forschungsbedarf in Bezug auf das Verständnis der Fehlzustände und deren Entwicklung, der zu erhebenden (Mess-) Daten sowie bei der Entwicklung und Nutzung automatischer Verfahren (insbesondere der Künstlichen Intelligenz – KI) zur Detektion [3], Diagnose [4] und Prognose [5] des Anlagenverhaltens. Im Folgenden werden Forschungsschwerpunkte des DLR-Instituts für Verkehrssystemtechnik (DLR-TS) für die Erkennung auffälligen Anlagenverhaltens (Anomaliedetektion) sowie für die Zustandsdiagnose am Beispiel der Weiche vorgestellt. Diese Forschungsarbeiten erfolgen in Kooperation mit internationalen Praxispartnern und sind in das europäische Joint-Undertaking Shift2Rail eingebettet. Die hier vorgestellten Arbeiten entstammen u. a. dem Leuchtturmprojekt In2Rail ([6], Grant 635900 im EU-Forschungsprogramm Horizont 2020) sowie dem Shift2Rail-Projekt In2Smart ([7], Grant 730569).

Neue Möglichkeiten durch die Digitalisierung

Im Rahmen der Digitalisierung ergeben sich zahlreiche neue Möglichkeiten für die Einführung bzw. Weiterentwicklung der eingebetteten Zustandsüberwachung. Die Verfügbarkeit kostengünstiger Sensoren sowie die rasch zunehmenden Kapazitäten bei Datenerfassung, Datenspeicherung und Datenverarbeitung erlauben inzwischen grundsätzlich eine flächendeckende Durchdringung der bestehenden LST mit neuen Sensoren. Auf diese Weise erhobene Messdaten ermöglichen die Entwicklung praxistauglicher Algorithmen für die Überwachung der Anlagenzustände. Die dynamische Entwicklung im Bereich der Datenwissenschaften stellt basierend auf überwachtem und/oder unüberwachtem Lernen immer leistungsfähigere (KI-) Methoden z.B. für die Klassifizierung von (Fehl-) Zuständen und Objekten sowie für die Anomalieerkennung zur Verfügung. Zahlreiche neue Ansätze für die Zustandsüberwachung der LST mit nachgerüsteten Sensoren und KI-basierten Analyseverfahren befinden sich gegenwärtig in der Erprobung. DLR-TS erforscht z.B. in Zusammenarbeit mit der Deutschen Bahn AG (DB AG) und der Bender GmbH einen Ansatz für die eingebettete Überwachung der elektrischen Anlagen von Elektronischen Stellwerken anhand des Isolationswiderstandes [8, 9]. Gemeinsam mit der DB AG wurde die kamerabasierte Überwachung von Signalrelais untersucht [10]. Im Rahmen von Shift2Rail arbeitet DLR-TS gemeinsam mit Strukton Rail an der Automatisierung der Weichenüberwachung mit KI-Ansätzen [11–13].

Aktuelle Herausforderungen

Von den neuen KI-Ansätzen werden häufig schnelle Lösungen für lange bestehende Probleme erwartet. Schnelle Lösungen sind jedoch sowohl aufgrund der technischen Komplexität als auch der rechtlichen und regulatorischen Randbedingungen des Systems Bahn nicht zu erwarten. Die flächendeckende Einbringung neuer Sensoren in bestehende Anlagen stellt die Betreiber vor technische, regulatorische und schlussendlich finanzielle Herausforderungen. Die Vorbereitung und Umsetzung entsprechender Projekte nimmt auch bei bereits etablierter Messtechnik Jahre in Anspruch (z.B. [1]). Im Folgenden werden die Herausforderungen bei der Entwicklung der erforderlichen Algorithmen dargestellt. Die hohen Erwartungen an den Einsatz von

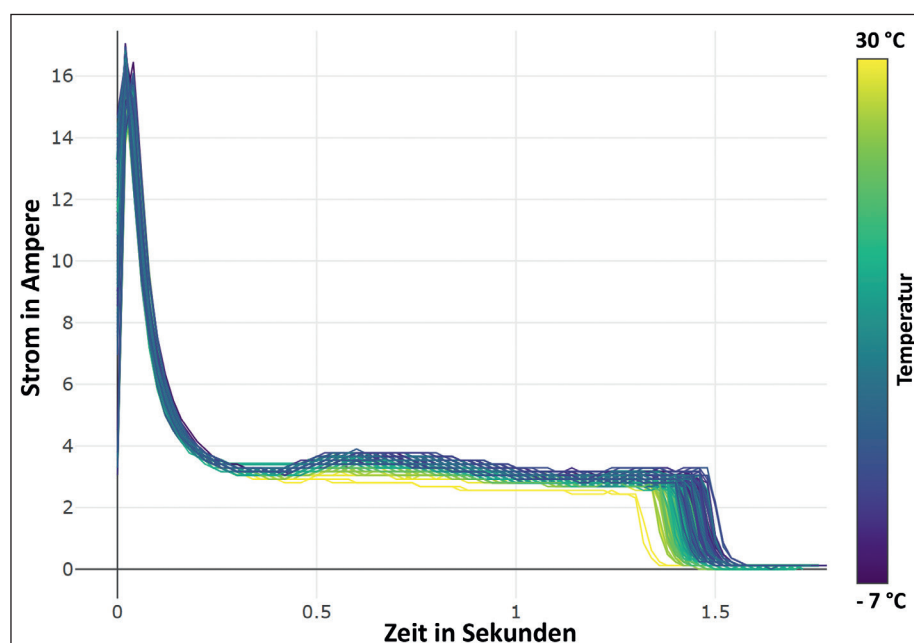


Abb. 1: Stromlaufkurven einer Weiche in den Niederlanden bei unterschiedlichen Temperaturen

KI-Methoden speisen sich aus deren erfolgreichen Einsatz bei anderen Anwendungsfällen wie z.B. der automatischen Fremdsprachenübersetzung oder der personalisierten Werbung im Online-Handel. Jedoch tritt schnell in den Hintergrund, dass diese Erfolge in der Regel auf qualitativ hochwertigen und umfangreichen Trainingsdatensätzen beruhen, die zum „Anlernen“ der verwendeten Verfahren und Modelle eingesetzt werden konnten. Die Qualität der Trainingsdatensätze zeichnet sich dadurch aus, dass alle zu erlernenden relevanten Zusammenhänge („Muster“) in großer Anzahl im Datensatz vorhanden und vor dem Training korrekt klassifiziert worden sind.

Bei der LST-Überwachung stellt die hinsichtlich Qualität und Umfang unzureichende Verfügbarkeit an Trainingsdatensätzen derzeit das Haupthemmnis für schnelle Erfolge durch den Einsatz von überwachten Lernverfahren dar. Der Mangel an hochwertigen Trainingsdatensätzen hat mehrere Ursachen. Die wesentliche Ursache ist die technische Komplexität der LST sowie die zahlreichen auf die LST wirkenden Einflüsse (Belastung, Witterung, Instandhaltung und Reparaturen etc.). Häufig ist die Benennung aller relevanten Faktoren und der entsprechend erforderlichen Daten zur sicheren Erkennung eines bestimmten Fehlzustandes an einem bestimmten Element der LST auch für erfahrene Anlagenexperten schwer möglich. Viele der relevanten Daten wurden zudem in der Vergangenheit nicht erfasst. Die heute verfügbaren historischen Datensätze sind somit in der Regel unvollständig. Weiterhin weisen Anlagen der LST typischerweise eine hohe Anzahl an möglichen Fehlzuständen auf, die sich zudem überlagern oder sogar gegenseitig kompensieren können. Von den über 20 typischen Fehlzuständen an Weichen [14] wirken sich die meisten, aber nicht alle, auf die für die Umstellung der Weiche benötigte Kraft und damit auf die messtechnisch einfach zu erfassende Stromaufnahme der Stellmotoren aus. Durch die Komplexität der Anlagen sinkt die Wahrscheinlichkeit, dass alle relevanten Fehlzustände (und deren Kombinationen) in einem Trainingsdatensatz vorhanden sind. Auch in dieser Hinsicht sind die vorhandenen Datensätze unvollständig. Weiterhin zeigen baugleiche Anlagen der LST häufig signifikante Unterschiede in ihrem Normalverhalten in Abhängigkeit der konkreten individuellen Umgebungsbedingungen (z.B. Witterung, Belastung) und Einbausituation (z.B. Anzugsmoment von Schrauben). Abb. 1 zeigt beispielhaft anhand von Umlaufkurven einer Weiche in den Niederlanden den systematischen Einfluss der Temperatur auf die Dauer des Weichenumschlags. Ein vergleichbarer systematischer Einfluss der Temperatur auf das Anlagenverhalten wurde auch für den Isolationswiderstand elektrischer Anlagen von Stellwerken beobachtet [9]. Dies bedeutet, dass Detektions- und Diagnosemodelle eine Vielzahl relevanter Einflüsse berücksichtigen

müssen. Weiterhin können für ein bestimmtes Objekt (Weiche 1 von Typ A in Hamburg) erlernte Modelle nicht ohne weiteres auf ein anders Objekt gleicher Bauart (Weiche 2 von Typ A in Berchtesgaden) übertragen werden. Aufgrund der Komplexität der LST ist die Verfügbarkeit geeigneter Trainingsdatensätze für überwachte Lernverfahren in nennenswertem Umfang mittelfristig nicht zu erwarten. Automatische Detektion und Diagnose müssen daher mittels unüberwachter Ansätze und unter Einbeziehung des vorhandenen Expertenwissens über die Anlagen und deren Verhalten realisiert werden. In jedem Fall ist eine enge Zusammenarbeit von Datenwissenschaftlern und Anlagenexperten bei der Analyse der vorhandenen Datensätze, bei der Definition informationstragender Merkmale (z.B. anhand funktionaler Modelle [12]) sowie bei der Identifikation und Erschließung noch fehlender Daten zwingend erforderlich. In einem iterativen Prozess kann so die Qualität der vorhandenen Datensätze schrittweise verbessert und die anwendungsspezifisch erforderliche Vollständigkeit erreicht werden. Gleichzeitig ist das vorhandene und neu gewonnene Anlagenverständnis in transparente und nachvollziehbare Detektions-, Diagnose- und Prognosemodelle zu überführen. Zu Beginn dieses Prozesses können die erstellten Modelle und Verfahren erfahrungsgemäß nur einen Bruchteil der relevanten Fehlzustände abdecken und weisen häufig nur mäßige Trefferraten auf. Im Laufe des iterativen Entwicklungsprozesses ergibt sich durch die Hinzunahme weiterer relevanter Informationen und des neu gewonnenen

Wissens jedoch eine stetige Steigerung der Leistungsfähigkeit.

Anomalieerkennung

Stand der Technik bei der Überwachung von Weichen ist die Generierung eines Alarms bei einer Überschreitung von definierten Schwellwerten für einige aus den Stromumlaufkurven extrahierte Parameter wie z.B. die Dauer des Weichenumschlags, die aufgenommene Gesamtleistung oder die aufgetretene maximale Stromstärke. Bei einem Alarm erfolgt üblicherweise eine manuelle Bewertung der auffälligen Stromumlaufkurve durch einen Anlagenexperten. Die Schwellwerte werden in der Regel relativ zu einer „Referenzkurve“ definiert. Diese Referenz muss für jede Weiche und jede Bewegungsrichtung individuell gewählt werden. Stand der Technik ist die manuelle Auswahl einer als repräsentativ erachteten Stromumlaufkurve oder die Bildung einer mittleren Stromumlaufkurve [1]. Bei der großen Anzahl zu überwachender Weichen entstehen dadurch hohe Arbeitsaufwände, die Auswahl der Referenzkurven ist zudem von der Erfahrung der durchführenden Person abhängig.

In der Praxis bereitet dabei die signifikante Varianz im „Normalverhalten“ von Weichen z.B. aufgrund der Temperatur (Abb. 1) Schwierigkeiten. Um die Anzahl an Fehlalarmen zu reduzieren, werden daher in der Praxis die Referenzkurven häufig saisonal (Sommer/Winter) manuell neu gesetzt [12] sowie die Schwellwerte großzügig gewählt. Trotz dieser Maßnahmen führt die Varianz

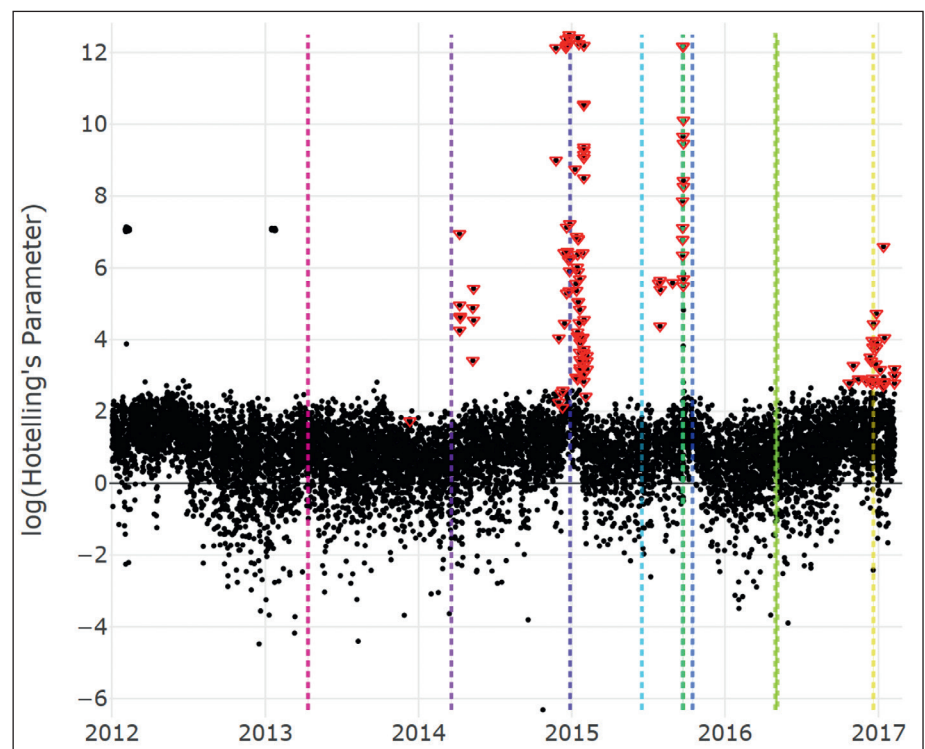


Abb. 2: Zeitreihe des Hotelling Parameters T^2 (natürlicher Logarithmus) mit korrekten Störungsalarmen des bestehenden Überwachungssystems (rote Dreiecke) für eine Weiche in den Niederlanden

im Normalverhalten der Weichen häufig zu einer beträchtlichen Anzahl an Fehlalarmen [13]. Gleichzeitig wird die frühzeitige Erkennung sich anbahnender Fehlfunktionen stark erschwert, da die damit verbundenen Veränderungen an den Stromumlaufkurven leicht von der „normalen“ Varianz maskiert werden.

Ein Schwerpunkt der Forschungsaktivitäten von DLR-TS ist die Entwicklung eines adaptiven Verfahrens („SPC-Modell“) für die automatische Anomaliedetektion unter Berücksichtigung der meteorologischen Bedingungen und ohne manuelle Definition von Referenzkurven oder objektspezifischen Schwellwerten [11–13, 15]. Um bislang unbekanntes auffälliges Verhalten erkennen zu können, muss das Detektionsmodell zuerst das „Normalverhalten“ der Weiche unter Einbeziehung aller relevanten Einflussfaktoren „erlernen“. Dazu werden historische Stromumlaufkurven der zu überwachenden Weiche aus einem Zeitfenster ohne aufgetretene Fehlfunktionen anhand statistischer Kriterien automatisch ausgewählt. Für jede einzelne Stromumlaufkurve werden zahlreiche Merkmale (mehr als zehn) aus den Umlaufkurven extrahiert und deren systematischen Abhängigkeiten von externen Bedingungen anhand erlernter empirischer Modelle berücksichtigt. Zahlreiche Merkmale der Umlaufkurven sind miteinander korreliert (z. B. je kühler es ist, desto länger dauert der Umlauf und desto größer ist die vom Motor aufgenommene Gesamtleistung) und enthalten somit teilweise redundante Informationen. Mithilfe einer Hauptkomponentenanalyse (PCA) wird daher die Anzahl an Merkmalen zunächst auf zwei charakteristische Parameter, den sogenannten Hotelling Parameter T^2 und den Square Prediction Error SPE reduziert. Die Erkennung von Anomalien im Anlagenverhalten erfolgt mit Detektionsregeln anhand dieser beiden Parameter [13] mit Methoden der statistischen Prozesskontrolle (SPC). In Abb. 2 ist beispielhaft der natürliche Logarithmus des Hotelling Parameters T^2 für Umläufe (schwarze Punkte) einer Weiche in den Niederlanden im Zeitraum von Anfang 2012 bis Anfang 2017 gemeinsam mit den Alarmen der bestehenden Schwellwertbasierten Störungserkennung (rote Symbole) dargestellt [13]. Vertikale gestrichelte Linien markieren Weichenstörungen, die von Technikern vor Ort behoben wurden.

Das SPC-Modell wurde mit 2763 Weichenumläufen zwischen Januar 2012 und März 2013 ohne manuelle Auswahl von Kurven trainiert. Die vom bestehenden Detektionssystem als auffällig erkannten Umlaufkurven (rote Symbole) können mit dem SPC-Ansatz anhand der sehr hohen T^2 -Werte sicher als Anomalien erkannt werden.

Umlaufkurven sporadische Alarmmeldungen des bestehenden Detektionssystems ausgelöst (rote Symbole), weisen jedoch keine auffälligen T^2 -Werte auf. Die genauere Analyse ergab, dass bei diesen Umläufen die Gesamtleistungsaufnahme aufgrund vergleichsweise niedriger Umgebungstemperaturen zwar erhöht war, die Weiche jedoch normal funktionierte. Durch die Berücksichtigung der Temperatur beim SPC-Modell können entsprechende Fehlalarme verhindert werden, gleichzeitig ist eine saisonale manuelle Neudefinition der Referenzkurven nicht erforderlich.

Anhand der SPC-Parameter lassen sich ferner auch schleichende Veränderungen aufgrund sich entwickelnder Fehlzustände erkennen. In Abb. 4 ist beispielhaft die systematische negative Entwicklung des Parameters T^2 aufgrund eines korrodierenden Getriebes (Wassereintritt nach Gehäuseschaden) in den Wochen vor der schlussendlichen Weichenstörung am 26. Dezember 2014 dargestellt [13]. Die im zeitlichen Verlauf der T^2 -Werte erkennbaren systematischen Variationen (siehe auch Abb. 2 und 3) gehen jedoch auch auf Veränderungen im Normalverhalten (z. B. nach einer Instandsetzung), auf noch nicht hinreichend vom Modell berücksichtigte externe Einflüsse (z. B. Niederschlag) sowie die Datenqualität (z. B. Auflösung der Messdaten) zurück. Gegenstand der aktuellen Forschungsarbeiten ist die Identifikation weiterer relevanter Einflüsse einschließlich geeigneter Datenquellen für deren Berücksichtigung sowie die Entwicklung geeigneter Strategien für Modellupdates bei Verände-

runge des Normalverhaltens aufgrund von Wartungen und Reparaturen.

Zustandsdiagnose

Die zuvor genannten Ansätze zur Anomaliedetektion von Weichen generieren in erster Linie unspezifische Hinweise (Alarme) auf ein ungewöhnliches Verhalten der Anlage. Eine automatisierte Diagnose der (technischen) Ursache für die jeweils detektierte Anomalie erfolgt dabei zunächst nicht. Die Bewertung der Anomalie hinsichtlich einer etwaigen Fehlfunktion oder Störung einschließlich der ggfs. daraus abzuleitenden Reparatur- oder Instandhaltungsmaßnahmen ist in der Praxis nach wie vor manuell durch geschultes Fachpersonal vorzunehmen. Die tatsächliche Fehlerursache (bzw., ob überhaupt eine „echte“ Störung vorliegt) kann derzeit meist erst bei einer mit entsprechenden Kosten verbundenen Inspektion der betroffenen Weiche vor Ort zuverlässig festgestellt werden. Bedenkt man ferner, dass die heute am Markt verfügbaren Detektionssysteme wie beschrieben durchaus hohe Fehlalarmraten aufweisen [16], ist leicht ersichtlich, welches Potenzial eine Verbesserung und Automatisierung der Zustandsdiagnose hinsichtlich Qualität und Wirtschaftlichkeit birgt.

Aktuelle Überlegungen in Richtung einer automatisierten Diagnose bestehen vor allem darin, die bereits zur Störungsdetektion verwendeten Merkmale [4] anhand eines funktionalen Modells mit einzelnen Weichenfunktionen bzw. -teilkfunktionen (z. B. Anlauf, Entriegelung, Bewegung der Zungen, Verriegelung) sinnvoll zu verknüpf-

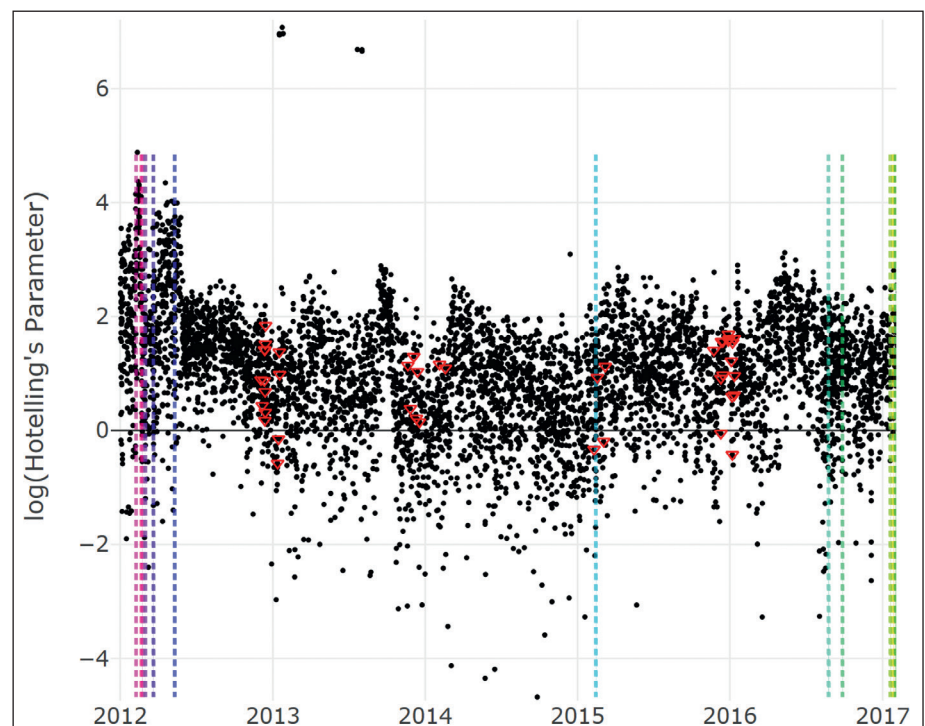


Abb. 3: Zeitreihe des Hotelling Parameters T^2 (natürlicher Logarithmus) mit Fehlalarmen des bestehenden Systems (rote Dreiecke) für eine Weiche in den Niederlanden

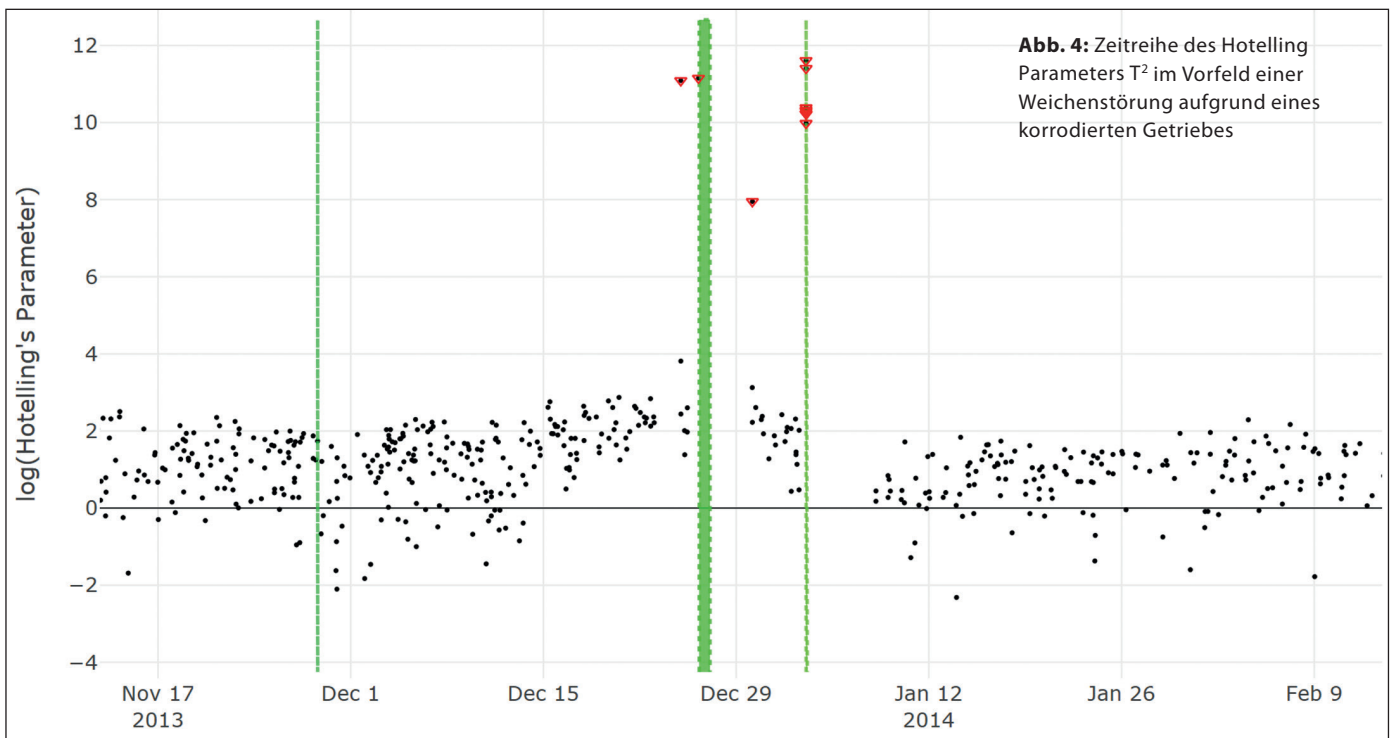


Abb. 4: Zeitreihe des Hotelling Parameters T^2 im Vorfeld einer Weichenstörung aufgrund eines korrodierten Getriebes

fen [12]. Dadurch sollen die möglichen Störungsursachen bereits bei der Detektion besser eingegrenzt werden können, ohne dass notwendigerweise ein Weichenexperte die Bewertung der verfügbaren Daten (insbesondere der Stromumlaufkurven) manuell vornehmen muss.

Vor dem Hintergrund der Komplexität der LST (und des Systems Weiche im Besonderen) sowie des Fehlens ausreichender und vollständiger Trainingsdatensätze ist wie eingangs beschrieben mittelfristig davon auszugehen, dass rein datengetriebene Ansätze des überwachten Lernens nur begrenzt einsetzbar bleiben werden. Rein physikalische Modelle hingegen, die die Weiche als Ganzes in allen (auch mechanischen) Details abbilden, scheitern an zu hoher Komplexität [17] und fehlender Übertragbarkeit auf andere (ggf. sogar baugleiche) Anlagen.

Die Lösung liegt daher in hybriden Ansätzen, die zum einen die funktionalen Strukturen und Abhängigkeiten von Weichen(-komponenten) sowie das vorhandene Anlagenwissen von Experten bei der Modellbildung mit (hinsichtlich Übertragbarkeit) angemessenem Abstraktionsgrad berücksichtigen, gleichzeitig aber auch das Potenzial bereits verfügbarer Informationen zum Weichenzustand sowie anderer Daten bei der Modellparametrierung nutzen. Die besondere Herausforderung dabei liegt darin, das derzeit meist mehr oder weniger unstrukturiert verfügbare Expertenwissen mit geeigneten Methoden (z.B. erweiterte FMEA) zunächst systematisch zu erfassen und dann modelltechnisch vor allem so aufzubereiten, dass es sich in Kombination mit erfassten Sensordaten

und daraus abgeleiteten Merkmalen für automatische Diagnoserechnungen mittels entsprechender mathematischer Algorithmen eignet. Inwieweit darüber hinaus im Zuge der fortschreitenden Digitalisierung zukünftig vermehrt verfügbare (und neue) Datenquellen zu einer kontinuierlichen (ggf. sogar selbstlernenden) Optimierung der entwickelten Diagnosealgorithmen verwendet werden können, dürfte dabei von den konkret eingesetzten mathematischen Modellen und Konzepten abhängen. In jedem Fall sollte ein praxistaugliches Diagnoseverfahren die in [18] genannten Anforderungen erfüllen: i) Sensitivität in Bezug auf schleichend einsetzende Störungen; ii) Verwendung intuitiv nachvollziehbarer Methoden; iii) automatische Diagnose (und Prognose der verbleibenden Nutzungsdauer).

Fazit

Die in den vergangenen Jahren bei der eingebetteten Weichenüberwachung gesammelten Erfahrungen und Messdaten zeigen große Potenziale für erhebliche weitere Verbesserungen der Zustandsüberwachung durch Automatisierung mittels dafür geeigneter KI-Ansätze. Erste Erprobungen mit neu gesammelten Messdaten wie z.B. dem Isolationswiderstand der Kabelanlagen elektronischer Stellwerke zeigen vergleichbare Potenziale auch für andere Komponenten der LST. Aufgrund der hohen technischen Komplexität der LST und der zahlreichen externen Einflüsse sind differenzierte und zuverlässige Diagnosen mit einzelnen Messparametern und einfachen Schwellwertverfahren nicht realisierbar. Der hier kurz vorgestellte und an die

statistische Prozesskontrolle angelehnte Ansatz ohne manuelle Definition von Referenzkurven oder Schwellwerten zeigt in der praktischen Erprobung bereits vielversprechende Ergebnisse hinsichtlich der Reduzierung von Fehlalarmen und der frühzeitigen Erkennung von Trends in der Zustandsentwicklung. Gleichzeitig wird deutlich, dass die Hinzunahme weiterer Messdaten (z.B. lokale meteorologische Bedingungen direkt an den Anlagen) unbedingt erforderlich ist, um die Güte und Zuverlässigkeit der Detektion erheblich zu verbessern. Der Hauptvorteil des Ansatzes besteht in dessen Flexibilität. So ist zum Beispiel die Weiterentwicklung der Detektionsregeln für die Anomalie- und Trenderkennung mit KI-Methoden unabhängig von den verwendeten Merkmalen. So können im Laufe der Zeit flexibel neue Merkmale (z.B. neu erschlossene Datenquellen, neu gewonnene Erkenntnisse) hinzugefügt werden. Durch die Auswahl unterschiedlicher Merkmalsätze können auch spezifische Detektionsmodelle für bestimmte Fehlfunktionen aufgesetzt und parallel genutzt werden. Die systematischen Auswirkungen der Umgebungsbedingungen können sowohl mit empirischen, aus Daten erlernten, als auch physikalischen Modellen berücksichtigt werden. Die Weiterentwicklung der eingehenden Merkmale, die Berücksichtigung systematischer externer Einflüsse, die Identifikation der dafür erforderlichen Daten sowie die Entwicklung robuster Verfahren für die Detektion, Trenderkennung und Zustandsdiagnose sind Bestandteil der laufenden Forschungsarbeiten u.a. mit Strukturon Rail im europäischen Joint Undertaking Shift2Rail. ■

Homepageveröffentlichung unbefristet genehmigt für DLR /
Rechte für einzelne Downloads und Ausdrücke für Besucher der Seiten
genehmigt von DVV Media Group, 2018.

QUELLEN

- [1] Hampel, M.; Rees, G.; Brandes, Ch.: Weichendiagnose mit DIANA – wenn die Infrastruktur online geht. In: EI – DER EISENBAHNINGENIEUR, Nr. 6/2017, S. 6–10
- [2] Böhm, Th.: Weichenanalytik – Smarte Sensoren und künstliche Intelligenz für die rundum gesunde Weiche. In: ETR – Eisenbahntechnische Rundschau, Nr. 5/2017, S. 42–45
- [3] Schenkendorf, R.; Böhm, Th.: Aspekte einer datengetriebenen, zustandsabhängigen Instandhaltung : (Teil 2) Vom Merkmal zur Fehlerdetektion. In: EI – DER EISENBAHNINGENIEUR, Nr. 3/2015, S. 21–25
URL <https://elib.dlr.de/95587/>
- [4] Schenkendorf, R.; Böhm, Th.: Aspekte einer datengetriebenen, zustandsabhängigen Instandhaltung : (Teil 1) Informative Merkmalsextraktion als Basis einer zuverlässigen Zustandsdiagnose. In: EI – DER EISENBAHNINGENIEUR, Nr. 11/2014, S. 14–18. URL <https://elib.dlr.de/92149/>
- [5] Schenkendorf, R.; Böhm, Th.: Aspekte einer datengetriebenen, zustandsabhängigen Instandhaltung : (Teil 3) Zustandsdiagnose und -prognose. In: EI – DER EISENBAHNINGENIEUR, Nr. 5/2015, S. 43–49
URL <https://elib.dlr.de/96279/>
- [6] Innovate Intelligent Rail - In2Rail Webseite. URL <http://www.in2rail.eu/>

- [7] In2Smart: Intelligent Innovative Smart Maintenance of Assets by integRated Technologies Webseite. URL <https://shift2rail.org/project/in2smart/>
- [8] Linder, Ch.; Schenkendorf, R.: Datengetriebene Diagnoseansätze für ESTW-Kabelanlagen. In: SIGNAL+DRAHT, Nr. 10/2015, S. 16–21
URL <http://elib.dlr.de/97274/>
- [9] Groos, J. C.; Zhang, X.; Linder, Ch.: ESTW-Kabelanlagen: Relevante Einflüsse auf den Isolationswiderstand. In: SIGNAL + DRAHT, Nr. 5/2018, S. 17–24. URL <https://elib.dlr.de/120193/>
- [10] Luber, A.; Kozempel, K.; Schulz, S.: Untersuchung zu Schaltverhalten und Zustandsschätzung von Relaisbaugruppen. In: SIGNAL + DRAHT, Nr. 10/2017, S. 31–37. URL <https://elib.dlr.de/113338/>
- [11] Dutschk, B.; Groos, J. C.; Hadzic, E.; Böhm, Th.: Deeper insight in railway switch condition nowcasting. In: The British Institute of Non-Destructive Testing (Hrsg.): Proceedings of WCCM 2017 congress, 2017
- [12] Narezo Guzman, D.; Hadzic, E.; Schuil, R.; Baars, E.; Groos, J. C.: Turning data driven condition now- and forecasting for railway switches into maintenance actions (Transport Research Arena), Wien, 16.04.2018
- [13] Narezo Guzman, D.; Hadzic, E.; Schuil, R.; Baars, E.; Groos, J. C.: Data-driven condition now and forecasting of railway switches for

- improvement in the quality of railway transportation. In: PHM Society (Hrsg.): Proceedings of the European Conference of the PHM Society, 2018 (Proceedings of the European Conference of the PHM Society, 4)
- [14] Garcia Marquez, F. P.; Lewis, R. W.; Tobias, A. M.; Roberts, C.: Life cycle costs for railway condition monitoring. In: Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review 44 (2008), S. 1175–1187
- [15] Böhm, Th.; Schenkendorf, R.; Lemmer, K.: Statistical Process Control for Modern Switch Failure Detection. In: Proceedings of the 11th World Congress on Railway Research, 2016
- [16] Böhm, Th.: Präzise Prognose von Störungen an Eisenbahnweichen, Braunschweig, TU Braunschweig, Dissertation, 2017
- [17] Camci, F.; Eker, O. F.; Baskan, S.; Konur, S.: Comparison of sensors and methodologies for effective prognostics on railway turnout systems. In: Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit 230 (2016), Nr. 1, S. 24–42 – Überprüfungsdatum 2016-01-12
- [18] Silmon, J. A.; Roberts, C.: Improving railway switch system reliability with innovative condition monitoring algorithms. In: Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit 224 (2010), Nr. 4, S. 293–302

**Dr. Daniela Narezo Guzman**

Wissenschaftliche Mitarbeiterin
Deutsches Zentrum für Luft- und
Raumfahrt DLR e.V., Institut für
Verkehrssystemtechnik, Berlin
daniela.narezoguzman@dlr.de

**Dr. Thorsten Neumann**

Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Deutsches Zentrum für Luft- und
Raumfahrt DLR e.V., Institut für
Verkehrssystemtechnik, Berlin
thorsten.neumann@dlr.de

**Dr. Jörn C. Groos**

Gruppenleiter
Deutsches Zentrum für Luft- und
Raumfahrt DLR e.V., Institut für
Verkehrssystemtechnik, Braunschweig
joern.groos@dlr.de



DB Engineering & Consulting

Eisenbahn für die Welt von morgen.

DB Engineering & Consulting bietet technisch hochwertige und maßgeschneiderte Infrastruktur-, Mobilitäts- und Transportlösungen. Mit nachhaltigen Konzepten unterstützen wir die erfolgreiche Zukunft von Wirtschaftsregionen, leisten einen wichtigen ökologischen Beitrag und gestalten damit die Welt von morgen.

www.db-engineering-consulting.de